

## 多尺度局部二值模式傅里叶直方图特征的表情识别

王 丽\*, 李瑞峰, 王 珂

(机器人技术与系统国家重点实验室(哈尔滨工业大学), 哈尔滨 150001)

(\*通信作者电子邮箱 wangli-hb@163.com)

**摘 要:**针对表情识别的简便快捷问题,提出一种多尺度局部二值模式傅里叶直方图(LBP-HF)和主动形状模型(ASM)相结合的人脸表情识别方法。该方法首先利用ASM检测并分割人脸区域,减少不相关区域的影响;然后提取多尺度LBP-HF特征形成识别向量;最后采用最近邻分类方法进行表情识别。通过提取不同尺度的LBP-HF特征,研究各个尺度LBP-HF特征对表情识别的影响,最终结合多尺度LBP-HF特征实现表情识别,获得更有效的表情特征。通过与Gabor特征的实验结果进行对比,验证该方法的简便可行性,最高平均识别率达到93.5%。实验结果表明,该方法可以用于人机交互中。

**关键词:**表情识别;局部二值模式;多尺度;傅里叶直方图特征

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Multi-scale local binary pattern fourier histogram features for facial expression recognition

WANG Li\*, LI Ruifeng, WANG Ke

(State Key Laboratory of Robotics and System (Harbin Institute of Technology), Harbin Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** To achieve simple and convenient facial expression recognition, a method combining multi-scale Local Binary Pattern Histogram Fourier (LBP-HF) and Active Shape Model (ASM) was proposed. Firstly, the face regions were detected and segmented by ASM to reduce the influence of unrelated regions, and then LBP-HF were extracted to form recognition vectors. Finally, the nearest neighborhood classifier was applied to recognize expressions. The influences of various scale LBP-HF features on facial expression recognition were studied through extracting LBP-HF features from different scales. At last, multi-scale LBP-HF features were concatenated to discriminate expressions, and more effective expression features were obtained. By comparison with the experimental result of Gabor features, its feasibility and simplification are validated, and the highest mean recognition rate is 93.50%. The experimental results demonstrate that the method can be used for human-computer interaction.

**Key words:** facial expression recognition; local binary pattern; multi-scale; histogram Fourier features

### 0 引言

面部表情是人与人交流中一种非常重要的非语言交流方式,主要承载人类情感,包含丰富的心理和情感信息。美国心理学家 Mehrabian<sup>[1]</sup>认为,情感表达由7%的语言、38%的声音和55%的面部表情构成。因此,面部表情识别技术是人机交互研究领域中的重要环节,而随着人工智能的发展,理解人类的行为和情感也必然要深入研究。因此表情识别成为人机交互中不可缺少的一部分,也是当前图像处理研究的热点。

表情识别一般可以分为三部分:人脸检测、表情特征提取和表情识别<sup>[2]</sup>。目前,人脸检测技术日趋成熟,主要是检测输入图像中确定是否存在人脸,算法有子空间变换、机器学习、模板匹配、局部特征等,及多种方法综合运用<sup>[3]</sup>。表情特征的提取主要有小波特征、纹理特征、形状等特征的提取<sup>[4]</sup>。表情识别属于模式识别分类范畴,分为统计、模板匹配、神经网络等方法<sup>[5]</sup>。国内外学者对表情识别进行了深入的研究,Zhan等<sup>[6]</sup>采用Gabor小波变换提取特征并根据弹性模板匹

配进行识别。Li等<sup>[7]</sup>提出一种基于纹理和形状信息的面表情识别方法,结合尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT),采用金字塔方向梯度直方图特征进行特征提取。Rudovic等<sup>[8]</sup>基于面部特征点提出一种头部姿态不变的面表情识别方法。Rivera等<sup>[9]</sup>提出一种局部主要纹理模式特征表示算子,实现有效特征提取进行表情分类。文献[10]中针对人脸表情特征提取及自动聚类问题,提出了融合独立分量分析与支持向量机聚类的人脸表情识别方法。Liao等<sup>[11]</sup>针对面部不同区域对不同表情的识别效果采用相关权重进行表情识别。文献[12]中根据视听交叉信息,对交叉模式之间的相关性进行建模,以此实现表情识别。根据对以上算法的研究,获知此类算法计算量大,计算复杂度高,并且需要训练获得分类器模型,才能实现表情分类,不利于新样本的加入。

本文提出一种多尺度局部二值模式傅里叶直方图(Local Binary Pattern Histogram Fourier, LBP-HF)特征提取并结合主动形状模型(Active Shape Model, ASM)进行人脸分割提取的面表情识别方法。该方法首先将人脸区域从图像中采用ASM

收稿日期:2014-02-10;修回日期:2014-03-12。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61273339)。

**作者简介:**王丽(1982-),女,河北石家庄人,博士研究生,主要研究方向:计算机视觉、图像处理、模式识别;李瑞峰(1965-),山西大同人,教授,博士,主要研究方向:工业机器人、智能服务机器人、仿人机器人;王珂(1979-)男,黑龙江哈尔滨人,讲师,博士,主要研究方向:计算机视觉、图像处理、人机交互、估计理论及其在机器人中的应用。

分离出来,在此区域中提取多尺度 LBP-HF 特征,从不同尺度描述图像的空间结构信息,进一步实现傅里叶变换生成灰度直方图,形成识别特征向量用于表情识别。该算法计算量小,且简便易行,有利于数据库扩充,不需要重新计算训练分类模型,仅计算新样本的表情特征即可。

## 1 LBP 特征提取

由于图像分析在人机交互、生物识别中的重要应用,LBP 成为计算机视觉领域中一个活跃的研究方向,并引起研究者广泛的关注。该算子是一种无参数描述算子,应用于人机交互中实现人脸检测、识别、表情分析、生物统计(包括性别、年龄、种族等,多种面部表征)<sup>[13]</sup>。LBP 算子通过比较局部相邻区域内中心像素与邻域内其他像素点的灰度值,获得图像空间结构信息,根据比较结果计算二进制权重,计算此中心像素点的二值模式。

### 1.1 LBP 算子

原始的 LBP 算子仅实现 4 邻域中 LBP 值的计算<sup>[14]</sup>,在计算大尺度多邻域模式值方面具有局限性,因此采用双线性插值运算改进 LBP 算子,使其得到发展,实现不同大小邻域圆形 LBP 的计算,有效提取图像的空间结构信息,原始和演变后的 LBP 运算如图 1 所示,图 1(a)为最初的 LBP 算子,图 1(b)为采用双线性插值的 8 邻域圆形对称 LBP 算子。

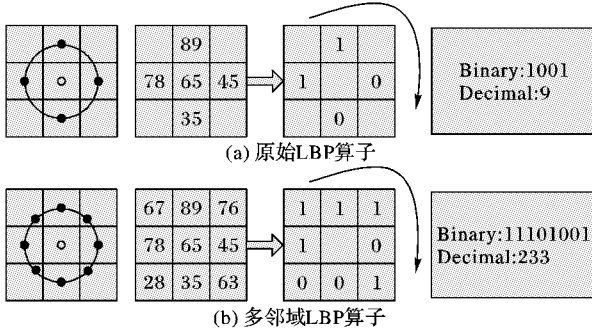


图1 LBP 算子及其演变过程

假定局部图像区域 $f(x,y)$ 内中心像素 $(x,y)$ ,其邻域内非整数图像坐标的像素点 $(x_p, y_p)$ 采用双线性插值计算,计算公式如下所示:

$$(x_p, y_p) = (x + R \cos(2\pi p/P), y - R \sin(2\pi p/P)) \quad (1)$$

其中: $P$ 为局部区域中邻域内像素的数量, $R$ 为圆形邻域的半径,用 $(P,R)$ 表示圆形邻域内像素的数量和半径大小。区域图像 $f(x,y)$ 内中心像素的 LBP 值计算如式(2)所示:

$$LBP_{P,R}(x,y) = \sum_{p=0}^{P-1} s(f(x,y) - f(x_p, y_p)) 2^p \quad (2)$$

式中: $s(k)$ 为初始化函数, $s(k) = \begin{cases} 1, & k \geq 0 \\ 0, & k < 0 \end{cases}$ 。文献[15]中提出“统一”模式的 LBP 算子,该算子主要统计具有非常少的空间变换的 LBP,该模式包含了纹理的基本属性,具体描述为最多包含 2 次二值模式 0 与 1 之间的转换的 LBP 算子,如 00110000 为“统一”模式,而 01010000 为非“统一”模式,其中

“统一”模式统计为对应的灰度直方图中的某一个值,而非“统一”模式定义为同一个值,其计算如式(3)所示:

$$U(LBP_{(P,R)}) = |s(f(x_{p-1}, y_{p-1}) - f(x, y)) -$$

$$s(f(x_0, y_0) - f(x, y))| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(f(x_p, y_p) - f(x, y)) - s(f(x_{p-1}, y_{p-1}) - f(x, y))| \quad (3)$$

### 1.2 LBP 直方图傅里叶特征

由于 LBP 算子具有简便、稳定和快捷,且对光照不敏感等优点,因此采用 LBP 算子实现表情特征提取。文献[16]中提出一种 LBP-HF,该算法是一种从 LBP 直方图中计算局部非不变“统一”模式的描述算子,有效地表征图像的空间纹理信息。 $U_p(n,r)$ 表示某一特定的“统一”LBP 模式,其中 $n$ 表示模式中为 1 的数目, $r$ 为模式旋转的数目。图像 $I(x,y)$ 旋转 $\alpha$ 度后为 $I^\alpha(x',y')$ ,若令旋转上网角度是邻域内 2 个像素点角度的整数倍,则 $\alpha = a(360^\circ/P)$ , $a = 0, 1, \dots, P-1$ ,旋转后图像的直方图由式(4)计算:

$$h_{I^\alpha}(U_p(n, r + a \bmod P)) = h_I(U_p(n, r)) \quad (4)$$

由此可得,根据 LBP 位变换图像可得到旋转不变的特征。采用离散傅里叶变换构建 $h_I(U_p(n, r))$ 第 $n$ 行的直方图,计算公式如式(5)所示:

$$H(n, u) = \sum_{r=0}^{P-1} h_I(U_p(n, r)) e^{-\frac{j2\pi ur}{P}} \quad (5)$$

如果离散傅里叶变换中输入向量的循环位移引起其相位系数的变换,即假设 $r$ 旋转 $a$ 步,即 $a(360^\circ/P)$ 。若 $h'(U_p(n, r)) = h(U_p(n, r - a))$ ,则可得

$$H'(n, u) = H(n, u) e^{-\frac{j2\pi ua}{P}} \quad (6)$$

由此得,对于任意 $1 \leq n_1, n_2 \leq P-1$ ,得

$$H'(n_1, u) \overline{H'(n_2, u)} = H(n_1, u) e^{-\frac{j2\pi ua}{P}} \overline{H(n_2, u) e^{-\frac{j2\pi ua}{P}}} = H(n_1, u) \overline{H(n_2, u)} \quad (7)$$

其中 $\overline{H(n_2, u)}$ 为 $H(n_2, u)$ 的复数共轭。由此可得,对于任意 $1 \leq n_1, n_2 \leq P-1$ 和 $0 \leq u \leq P-1$ , $h_I(U_p(n, r))$ 行的循环位移不变特征可以表示为:

$$LBP^{n2} - HF(n_1, n_2, u) = H(n_1, u) \overline{H(n_2, u)} \quad (8)$$

因此,该特征对输入图像同样是旋转不变的。LBP-HF 计算如式(9)所示:

$$|H(n, u)| = (H(n, u) \overline{H(n, u)})^{1/2} \quad (9)$$

通过计算整体图像的 LBP 特征,进而计算局部“统一”模式特征,以此获得 LBP-HF 特征,由此得到图像的直方图特征。其 LBP 特征的幅度值计算如式(10)所示:

$$LBP\_M_{P,R}(x, y) = \sum_{p=0}^{P-1} s(|f(x, y) - f(x_p, y_p)| - c) 2^p \quad (10)$$

式中 $c$ 为初始值,可以设定为整体图像中 $|f(x, y) - f(x_p, y_p)|$ 的平均值。

## 2 表情识别系统

本文通过 ASM 分割人脸图像中面部区域,精确定位人脸位置,然后根据多尺度 LBP-HF 特征提取面部表情特征,融合多种半径和不同数目邻域的多尺度 LBP-HF 向量获得识别特征向量。根据 LBP-HF 特征向量的直方图特性,采用最近邻分类器进行表情识别。根据未知与已知样本之间的 Chi 方距离来区分识别表情。该系统的流程如图 2 所示。

### 2.1 人脸检测及分割提取

人脸检测和区域提取是表情识别系统或算法中必不可少的一步,通过检测图像中是否存在人脸确定是否对该图像进

行下一步处理。人脸的准确定位直接影响表情特征的提取及特征向量的构成和选择。本文采用主动形状模型识别并提取人脸区域,此模型由 Cootes 等于 20 世纪 90 年代提出,它是基于统计学的可变形,有效地描述物体的轮廓或结构,是一种非常高效的人脸特征提取算法<sup>[17]</sup>,根据 Haar-like 级联分类器检测人脸,并用面部的特征点描述人脸轮廓,提取面部主要特征的形状信息。

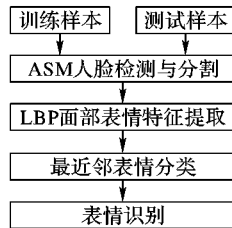


图2 表情识别流程

本文采用模型中对脸部轮廓形状表示的特征点标定分割图像中人脸轮廓及面部主要特征形状,以此为基础实现表情特征提取,进一步实现人脸表情识别系统的构建。不同人的示例样本及其采用 ASM 后的图像如图 3 所示。

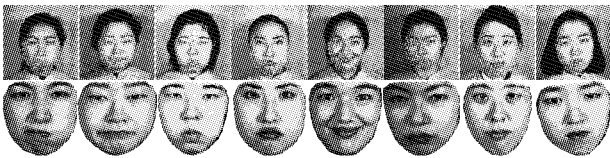


图3 样本示例

设定图像中面部特征由  $n$  个特征点构成,这些特征点均匀准确地描述了眼睛、眼眉、嘴部、鼻子和脸部轮廓的形状,将

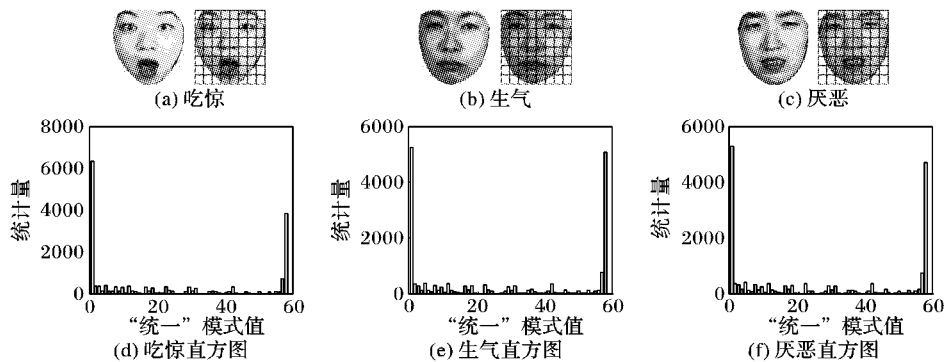


图4 LBP 特征样本示例

### 2.3 表情识别或分类

表情分类根据特征向量将未知图像中含有表情人脸的图像识别或分类为已知表情图像中的某种表情。由于识别向量为直方图且维数与其他特征向量相比较低,所以采用简便快捷的最近邻分类进行表情识别,此方法是非参数模式识别算法中最常用的方法之一。图像中的表情最终由 LBP-HF 表征的特征向量表示,以此实现表情分类。对于直方图特征向量之间距离的度量,有多种非相似度测量标准,如直方图相交距离,对数比例和 Chi 方距离<sup>[19]</sup>。本文采用 Chi 方距离实现未知样本和现有图像样本的 LBP-HF 向量之间非相似度的测量,样本之间的非相似度测量如式(14)所示:

$$\chi^2(h^s, h^m) = \sum_{b=1}^B \frac{(h^s(b) - h^m(b))^2}{(h^s(b) + h^m(b))} \quad (14)$$

其中  $B$  是测试样本和已知样本的灰度直方图特征向量中位 (bin) 的数目。由于样本之间的距离测量简单,直观,且无需

特征点表示为特征向量,如式(11)所示:

$$s = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (11)$$

根据每张图像的特征点向量建立 ASM,如式(12)所示:

$$s = s_0 + \sum_{i=1}^m p_i s_i \quad (12)$$

其中:  $s_0$  为模型的平均形状,由所有样本特征点向量的平均值组成;  $s_i$  是经训练得到的形状变化向量;  $p_i$  是与  $s_i$  相对应的描述变化程度的参数向量,表示图像的主要变形方向和幅度;  $m$  表示所选取的形状变量向量的数目。通过计算 ASM,将分割后的人脸区域归一化为模型中平均形状的大小,进一步实现表情特征的提取,增强特征的识别力,提高识别效果。

### 2.2 表情特征提取

特征提取是模式识别过程中极为重要的一步。根据特征的形式,基本上可分为几何形状特征和纹理特征。本文通过提取面部区域的多尺度 LBP 特征,并计算其傅里叶直方图构成特征向量用于表情识别。为了有效提取图像的 LBP 特征,根据文献[18]首先将图像分割成多个子区域,在此基础上计算 LBP-HF 获得特征向量。通过计算多个子区域的直方图,最终形成样本的识别向量。其计算如式(13)所示:

$$f_{\text{LBP-HF}} = [ |H(1,0)|, \dots, |H(1,P/2)|, \dots, |H(P-1,0)|, \dots, |H(P-1,P/2)|, h(U_p(0,0)), h(U_p(P,0)), h(U_p(P+1,0)) ] \quad (13)$$

图 4 所示为分割成  $8 \times 8$  个子区域的示例图像,图中第一行是采用 ASM 得到的图像和划分子区域后的图像,第二行为相对应图像的各个子区域直方图构成的总的特征直方图。

训练,所以采用最近邻分类,根据待识别样本与已有样本之间的 Chi 方距离进行表情识别。

## 3 实验结果及分析

本文采用日本表情数据库 JAFFE 进行实验,验证该方法的可行性和有效性。该数据库共有 213 张表情图片,由 10 位日本女性组成,包含提供无表情和 6 种表情,包括生气、厌恶、害怕、高兴、悲伤和惊讶<sup>[20]</sup>,每人对每种表情提供 2~4 张图像。此实验分为 4 组,分别采用 15, 20, 25 和 30 个样本作为测试样本,其余的为训练样本,每组均有 10 个测试子集,最后计算每组测试结果的平均识别率。

图 5 所示为单一尺度 LBP-HF 特征的识别结果,其中纵轴为四个样本子集的识别率,横轴为  $(P, R)$  的取值,依次分别为  $\{(8,1), (8,2), (8,3), (16,1), (16,2), (16,3), (24,1), (24,2), (24,3)\}$  (在图 1 中分别以序号 1~9 表示)。图中

$S = \{15, 20, 25, 30\}$  表示测试集中样本的数目。由图中数据此可知  $(P, R) = (8, 3)$  时, 识别效果最好, 识别率为 91.67%。相对于各个测试样本集来说,  $(P, R) = (8, 2)$  最稳定, 识别性能最差的为  $(P, R) = (24, 1)$ 。当邻域内像素数目相同而半径大小不同时,  $R = 3$  的识别率高于  $R = \{1, 2\}$ , 这说明半径对特征描述的影响较大。当邻域半径相同而像素数目不同时, 像素数目越多识别效果越好。为了验证该方法简便有效, 同时进行 Gabor 特征提取, 并通过支持向量机实现表情分类。Gabor 小波变换提取 5 个尺度和 8 个方向的表情特征, 支持向量机采用径向基函数实现分类器模型的训练和表情分类。

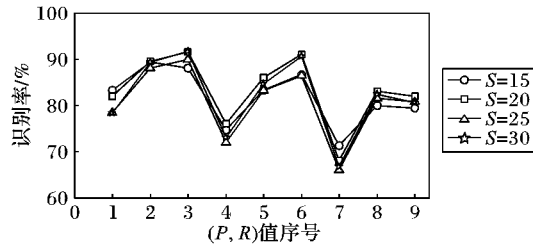


图5 单一尺度 LBP 特征表情识别实验结果

表1所示为多尺度 LBP-HF 和 Gabor 特征的识别结果。当  $(P, R) = \{(8, 1), (8, 2), (8, 3)\}$  时, 识别率最高为 93.50%。当  $(P, R) = \{(24, 1), (24, 2), (24, 3)\}$  时, 识别率最低。结合单一尺度 LBP-HF 特征的结果可知,  $P = 24$  时, 识别效果较差。由实验结果可知  $P = 8$  时, LBP-HF 表情特征具有较强识别力, 其次是  $P = \{16, 24\}$  邻域特征。但整体效果比单尺度 LBP-HF 要好, 这说明多尺度 LBP-HF 特征具有较强的区分力, 识别性能优于前者。通过与 Gabor 特征相比, 由识别结果可知, 该方法从整体上优于 Gabor 特征的识别方法, 且方法简便, 不需要训练分类器模型。

表1 多尺度 LBP-HF 和 Gabor 特征识别率比较

方法		S			
		15	20	25	30
多尺度 LBP-HF	$(P,R) = \{(8,1),(8,2),(8,3)\}$	90.00	93.50	89.20	91.33
	$(P,R) = \{(16,1),(16,2),(16,3)\}$	88.00	89.00	86.40	88.33
	$(P,R) = \{(24,1),(24,2),(24,3)\}$	86.00	86.00	82.40	85.33
	$(P,R) = \{(8,3),(16,2),(24,1)\}$	86.67	87.50	85.20	88.67
	$(P,R) = \{(8,1),(16,2),(24,3)\}$	86.00	87.00	83.60	86.67
Gabor		85.33	88.50	83.20	87.00

表2和表3分别为多尺度 LBP-HF 和 Gabor 小波特征的表情混合识别率矩阵, 其中 AN、DI、FE、HA、NE、SA 和 SU 分别表示生气、厌恶、恐惧、高兴、中性、悲伤和惊讶。由表2可知中性表情和悲伤的识别率较低, 其中前者主要被错认为高兴, 后者大部分被认为是恐惧和高兴, 但该算法对厌恶、高兴和惊讶识别效果较好, 而且识别结果与产生表情的程度和面部活动单元运动的程度有关, 例如微笑会被识别为恐惧, 大笑被认为是惊讶。根据表3可得, Gabor 对生气、中性和悲伤的表征优于多尺度 LBP-HF, 而对恐惧的识别率最低为 80.29%, 被错误识别为高兴和吃惊之外的表情。

#### 4 结语

本文采用 ASM 进行人脸分割, 使特征提取区域最大限度集中在有效面部特征区域, 减少头发、饰物等的影响, 通过提取指定区域内多尺度 LBP 特征来表征面部表情特征, 并计算

其各个尺度的 LBP-HF 特征, 最后根据样本直方图之间的 Chi 方距离采用最近邻分类方法识别表情。通过对不同数量样本集合的测试, 验证该方法切实可行性, 具有有效性和可靠性。由实验结果可知, 识别效果良好, 且简单易行。此外, 中性和悲伤的识别率需要提高, 以改进整个算法的识别效果, 这是下一步的工作重点和方向。

表2 LBP-HF 的表情识别混合矩阵

表情	AN	DI	FE	HA	NE	SA	SU
AN	90.77	0	0	0	0	1.49	0
DI	7.69	96.56	3.10	0	0	0	0
FE	0	3.45	94.57	0	0	4.48	0
HA	0	0	0	95.96	10.74	9.70	2.80
NE	0	0	0	1.01	80.54	0	0
SA	1.54	0	2.33	2.02	5.37	84.32	0
SU	0	0	0	1.01	3.36	0	97.20

表3 Gabor 特征的表情识别混合矩阵

表情	AN	DI	FE	HA	NE	SA	SU
AN	97.32	8.59	3.65	0	0	3.97	2.04
DI	0	88.28	5.11	0	0	1.59	0
FE	0.89	0	80.29	0	0.85	3.17	2.72
HA	0	0	0	90.91	0	2.38	3.40
NE	0	0	5.84	8.33	97.46	1.59	6.12
SA	1.79	3.13	5.11	0	1.69	87.30	0
SU	0	0	0	0.76	0	0	85.71

#### 参考文献:

- [1] MEHRABIAN A. Communication without words [J]. Psychological Today, 1968, 2(4): 53-56.
- [2] FASEL B, LUETTIN J. Automatic facial expression analysis: a survey [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(1): 259-275.
- [3] YANG M-H, KRIEGMAN D J, AHUJA N. Detecting faces in images: a survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Learning, 2002, 24(1): 34-58.
- [4] PANTIC M, ROTHKRANTZ L J M. Automatic analysis of facial expressions: the state of the art [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Learning, 2000, 22(12): 1424-1445.
- [5] JAIN A K, DUIN R P W, MAO J. Statistical pattern recognition: a review [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Learning, 2000, 22(1): 4-37.
- [6] ZHAN Y, YE J, NIU D, et al. Facial expression recognition based on Gabor wavelet transformation and elastic template matching [C]// Proceedings of the 3rd International Conference on Image and Graphics. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004: 254-257.
- [7] LI Z, IMAI J, KANEKO M. Facial-component-based bag of words and PHOG descriptor for facial expression recognition [C]// Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics. Piscataway: IEEE, 2009: 1353-1358.
- [8] RUDOVIC O, PANTIC M, PATRAS I. Coupled Gaussian processes for pose-invariant facial expression recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1357-1369.

(下转第 2065 页)

贴近真实信号曲线,尤其在冲击刚发生的起始阶段,对比效果更为明显。这表明本文算法可有效辨识关联度高的测点,从而利用其他测点的信息弥补小样本的学习能力。其他测点也有相似的对比效果,限于篇幅不再给出。表2列出了所有测点的平均预测误差,可以看出,GH-MTL的预测误差都远低于其他三种算法,在两种误差指标都取得了最低值。

表2 三种算法的平均预测误差

方向	算法	均方根误差	平均相对误差/%
X 方向	M-SVM	5.13E-4	33.92
	SVM-MTL	4.05E-4	29.21
	GH-MTL	2.93E-4	21.39
Y 方向	M-SVM	4.08E-4	28.19
	SVM-MTL	3.47E-4	25.03
	GH-MTL	2.68E-4	19.53

## 5 结语

建立多任务学习模型的关键在于构建合理的任务相关度的定义,同时要尽量避免相关度不高的任务之间冗余的或负面信息的影响。本文在传统的ELM基础上,引入超球损失函数,建立了新的多任务学习框架,在此基础上引入分组概念,将任务按相关度的不同分组进行训练,从而自适应确定辨识模型参数和最优分组结构,并在仿真数据和圆柱壳振动信号数据验证了算法性能。下一阶段工作将重点放在超球损失函数与经典多任务学习的深入结合方面。

### 参考文献:

- [1] ARGYRIOU A, EVGENIOU T, PONTIL M. Convex multi-task feature learning[J]. *Machine Learning*, 2008, 73(3): 243-272.
- [2] GONG P, YE J, ZHANG C. Multi-stage multi-task feature learning[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2013, 14(1): 2979-3010.
- [3] EVGENIOU T, MICCHELLI C A, PONTIL M. Learning multiple tasks with kernel methods[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2005, 6: 615-637.
- [4] MAO W T, XU J, ZHAO S, *et al.* Research of multi-task learning based on extreme learning machine[J]. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 2013, 21(S2): 75-85.
- [5] DAUMÉ H III. Bayesian multitask learning with latent hierarchies[C]// *Proceedings of the 25th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. Arlington: AUAI Press, 2009: 135-142.
- [6] HUANG G-B, ZHU Q, SIEW C, *et al.* Extreme learning machine: Theory and applications[J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1/2/3): 489-501.
- [7] HUANG G-B, ZHOU H, DING X, *et al.* Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, 2012, 42(2): 513-529.
- [8] SÁNCHEZ-FERNÁNDEZ M, DE-PRADO-CUPLIDO M, ARENAS-GARCÍA J, *et al.* SVM multiregression for nonlinear channel estimation in multiple-input multiple-output systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(8): 2298-2307.
- [9] PU J, JIANG Y G, WANG J, *et al.* Multiple task learning using iteratively reweighted least square[C]// *Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Menlo Park: AAAI Press, 2013: 1607-1613.
- [10] MAO W, FENG Y, YAN G. New support vector machine with multi-input and multi-output based on adaptive grouping[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2013, 47(6): 50-54. (毛文涛, 冯云芝, 闫桂荣. 基于自适应分组的超球多任务支持向量机算法研究[J]. *西安交通大学学报*, 2013, 47(6): 50-54.)
- [11] HUANG V L, SUGANTHAN P N, LIANG J J. Comprehensive learning particle swarm optimizer for solving multiobjective optimization problems[J]. *International Journal of Intelligence System*, 2006, 21(2): 209-226.
- [12] MAO W. Research on model selection for support vector regression and its application in prediction of combined dynamics environment[D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2011. (毛文涛. 支持向量回归机模型选择研究及在综合力学环境预示中的应用[D]. 西安: 西安交通大学, 2011.)
- [9] RIVERA A R, CASTILL J R, CHAE O. Local directional number pattern for face analysis; face and expression recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5): 1740-1752.
- [10] ZHOU S, LIANG X. Facial expression recognition algorithm fused ICA and support vector clustering[J]. *Journal of Computer Applications*, 2011, 31(6): 1065-1068. (周书仁, 梁昔明. 融合独立分量分析与支持向量机聚类的人脸表情识别方法[J]. *计算机应用*, 2011, 31(6): 1065-1068.)
- [11] LIAO C, CHUANG H, DUAN C H, *et al.* Learning spatial weighting for facial expression analysis via constrained quadratic programming[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(11): 3103-3116.
- [12] TAWARI A, TRIVEDI M M. Face expression recognition by cross modal data association[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2013, 15(7): 1543-1552.
- [13] HUANG D, SHAN C, ARDABILIAN M. Local binary patterns and its application to facial image analysis; a survey[J]. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics - Part C: Application and Reviews*, 2011, 41(5): 765-781.
- [14] OJALA T, PIETIKÄINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. *Pattern Recognition*, 1996, 29(1): 51-59.
- [15] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MÄENPÄÄ T. Multiresolution gray scale and rotation invariant texture analysis with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [16] ZHAO G, AHONEN T, MATAS J, *et al.* Rotation-invariant image and video descriptor with local binary pattern features[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1465-1477.
- [17] BALDOCK E R, GRAHAM J. Image processing and analysis[M]. Oxford: Oxford University Press, 2000.
- [18] AHONEN T, HADID A, PIETIKÄINEN M. Face description with local binary patterns: Application to face recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [19] GUO Z, ZHANG L, ZHANG D. Rotation invariant texture classification using LBP Variance (LBPV) with global matching[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 706-719.
- [20] BASHYAL S, VENAYAGAMOORTHY G K. Recognition of facial expressions using Gabor wavelets and learning vector quantization[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2008, 21(7): 1056-1064.

(上接第2039页)